

Identificación del ratón en base a su huella dactilar utilizando características Ordinales Lineales Ortogonales (OLOF)

Jorge Mateo Juárez¹, Aldrin Barreto Flores¹, Leopoldo Altamirano Robles⁴,
Verónica Edith Bautista López², Salvador Eugenio Ayala Raggi¹,
Francisco Ramos Collazo³

¹ Facultad de Ciencias de la Electrónica,

² Facultad de Ciencias de la Computación,

³ Bioterio Claude Bernard,
Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
Puebla, México

⁴ Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica,
Puebla, México

jorge.mateo@alumno.buap.mx, aldrin.barreto@correo.buap.mx,
altamirano@inaoep.mx, vbautista@cs.buap.mx, saraggi@ece.buap.mx,
francisco.collazo@correo.buap.mx

Resumen. Este trabajo presenta un método para el reconocimiento de la huella del ratón según la región de interés delimitada por cinco puntos de referencia, utilizando características ortogonales lineales (OLOF) y algoritmos tales como: mejora de contraste, filtros Gabor, análisis de Procrustes, Warping y Matching. Es un método no invasivo que no causa ningún daño al animal. Se evaluó un conjunto de 14 tipos de 4 cepas diferentes, considerando 742 imágenes de huellas de la extremidad posterior izquierda, donde se realiza el procesamiento, la alineación y la normalización de estas imágenes. Nuestros resultados muestran que nuestra propuesta se obtiene del 92.86 % de reconocimiento.

Palabras clave: OLOF, procrustes, filtro Gabor, warping.

Identification of the Mouse Based on its Footprint Using the Ordinal Characteristics of the Orthogonal Line (OLOF)

Abstract. This work presents a method for the recognition of mouse footprint according to the region of interest bounded by five reference points, using linear orthogonal features (OLOF) and algorithms such as:

contrast enhancement, Gabor filters , analysis of Procrustes, Warping and Matching. It is a non-invasive method that does not cause any harm to the animal. A set of 14 types of 4 different strains was evaluated, considering 742 images of footprints of the left hind limb, where the processing, alignment and normalization of these images is done. Our results show that our proposal is obtained of 92.86 % recognition.

Keywords: OLOF, Procrustes, Gabor Filter, Warping.

1. Introducción

Existe una amplia variedad de sistemas de marcaje para la identificación de los animales de laboratorio, por ejemplo: el pelaje, rasurado en alguna parte específica del cuerpo, así como tintes no tóxicos a prueba de agua. Estos presentan la desventaja de que se desvanecen muy fácilmente y no son eficientes en animales de pelajes oscuros. Existen otros métodos de identificación a corto plazo como: marcas naturales, sexo, textura del pelaje, longitud y cepa. En este trabajo se plantea la metodología para identificación del ratón basado en algoritmos para el procesamiento de imágenes de huellas dactilares que se han empleado ampliamente y de manera efectiva, como: filtros Gabor, filtros ordinales de líneas ortogonales y clasificadores como los mencionados en los artículos⁹ y.¹ La metodología presentada a continuación es un método no invasivo que consiste en el mejoramiento de la imagen por medio del contraste y su borde, el filtrado espacial y codificación por medio de un conjunto de filtros Gabor sintonizados para la detección de la huella dactilar del ratón y como clasificador simple la comparación de imágenes codificadas por filtros ordinales. Con este método se obtuvo un 92.86 % de efectividad en el reconocimiento de estas huellas. El trabajo inicia con un resumen de las investigaciones relacionadas con la identificación en animales presentando los algoritmos empleados y su porcentaje de reconocimiento o de error, después se presenta el método de este trabajo con los resultados correspondientes y finalmente las conclusiones.

2. Antecedentes y trabajo relacionado

Alli et al.¹ menciona que los animales pueden ser identificados utilizando sus huellas. Varias características contenidas dentro de una huella de estos animales, se pueden utilizar para ayudar en la identificación de un animal. Entre estas características, el más común y más utilizado por los seres humanos para identificar manualmente el animal es el número y tamaño de las gotas en la huella. El uso de las técnicas de procesamiento de imágenes fue para crear un algoritmo para segmentar y extraer la mejor representación posible de la huella que variaba a través del color. La técnica de los componentes utilizados se empleó para contar el número de gotas contenidas dentro de la huella y medir el tamaño de cada burbuja. Usando esta información solamente,

se encontró que una huella podría ser clasificada como de impresión con pezuñas. Finalmente se investigaron técnicas de extracción de características morfológicas para clasificar completamente la huella, por ejemplo: Clasificador Naive Bayes (NBC), Análisis de componentes principales (PCA), Transformación logarítmica, Two Pass Erosión, Umbral basado en el valor medio de píxel, siete momentos invariantes de Hough, distancia euclidiana, cityblock, Canberra y la combinación de estos últimos tres. El sistema reportado cuenta con una tasa de precisión de 97 %.

Shin et al.,¹⁰ discuten el reconocimiento de huellas de insectos. Por medio de escaneos de la huella se extraen segmentos de la misma y las características adecuadas se calculan para los segmentos (o grupo de segmentos) con el fin de discriminar especies de insectos. La selección o identificación de tales características es fundamental para este proceso de clasificación. Propone métodos para la segmentación de la huella automática y extracción de características. En primer lugar, utilizan un método morfológico con el fin de extraer las regiones de la huella de la agrupación de patrones de la misma. En segundo lugar, un algoritmo SOM mejorado y un algoritmo ART2 para la selección automática del umbral, se aplican para extraer segmentos de la huella de la agrupación de las regiones de la huella independientemente del tamaño de la misma o la zancada. En tercer lugar, utilizan una técnica para la transformación de la huella con el fin de averiguar las características apropiadas para los segmentos extraídos por los métodos anteriores. La transformación de la huella construye un nuevo tipo de estructura de datos de las imágenes segmentadas, mediante la definición de las funciones basadas en las líneas de trazo paralelos. Este nuevo tipo de estructura de datos tiene características invariantes a la traslación, rotación y reflexión de las imágenes. Estos se convierten en características triples utilizando funciones diametrales y circular; las características triples son finalmente utilizados para discriminar patrones de huellas de insectos con tasas de precisión de 67 %, 86 % y 100 %.

Nilsson et al.⁹ presentan una nueva área de aplicación para el reconocimiento biométrico: la identificación de los animales de laboratorio para reemplazar los métodos invasivos de hoy en día. A través de la identificación biométrica como una técnica no invasiva, se aplica con un espacio de código que está restringido solamente por la singularidad del identificador biométrico en uso, y con una tasa de error que es predecible. Exhiben el patrón de los vasos sanguíneos en una oreja de ratón como un identificador biométrico adecuado y usado para la identificación del mismo, utilizando un total de 50 ratones para las pruebas. Los algoritmos empleados fueron Filtro Gabor, algoritmo basado en la transformada de Hough y correlación de fase obteniendo una tasa de error equitativo (EER) de 2,5 % con una tasa de precisión del 97.5 %.

Hasler et al.⁷ presenta dos métodos que dan un paso hacia la automatización del proceso de reconocimiento de huellas de roedores e insectos. Además, estudiaron dos métodos (Análisis de Componentes Principales, un simple clasificador de Naive Bayes) para distinguir las cuatro especies de insectos examinados. Aquí, una combinación de ambos clasificadores resultó superior a usar un solo método.

3. Método y técnica

El método se basa de acuerdo al organigrama de la figura 1, donde se realiza un pre-procesamiento a la huella dactilar del ratón, después se extraen las características de este y finalmente para su clasificación se realiza un Matching. En los siguientes temas se describen los conceptos y algoritmos para este trabajo.

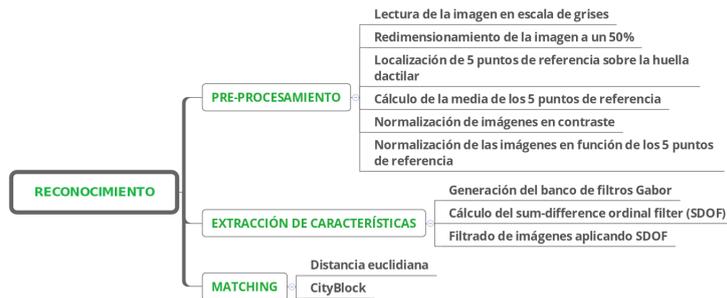


Fig. 1. Organigrama del proceso para la identificación de la huella dactilar del ratón.

3.1. Filtro de mejoramiento del contraste

El objetivo del filtro es realzar el contraste de las líneas de la huella ya que estas no son constantes a lo largo de la imagen. La entrada del filtro es una imagen en niveles de grises. La salida es una imagen en niveles de grises con la particularidad de que la media μ_0 y la varianza σ_0 tienden a valores predeterminados. Donde μ es la media y σ es la varianza de la imagen, las ecuaciones empleadas por este filtro son:⁸

$$I'(x, y) = \begin{cases} \mu_0 + \sqrt{\frac{(I(x,y)-\mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{Si } I(x, y) > \mu, \\ \mu_0 - \sqrt{\frac{(I(x,y)-\mu)\sigma_0}{\sigma}} & \text{En otro caso.} \end{cases} \quad (1)$$

Después se aplicó un filtrado espacial de bordes empleando las máscaras de Prewitt (P_x y P_y), después la resta del borde con la imagen contrastada $I'(x, y)$ y finalmente una normalización de la escala de grises, el resultado de este proceso se muestra en la figura 2.

$$P_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad P_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$P'_x(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_x(x, y) I'(i+x, j+y), \quad (3)$$

$$P'_y(i, j) = \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 P_y(x, y) I'(i + x, j + y), \quad (4)$$

$$V = \sqrt{P_x'^2 + P_y'^2}, \quad (5)$$

$$ROI' = I' - V, \quad (6)$$

$$ROI'' = \sum_{x=1}^{N_1} \sum_{y=1}^{M_1} \frac{ROI'(x, y) - \min(ROI') * 255}{\max(ROI') - \min(ROI')}. \quad (7)$$

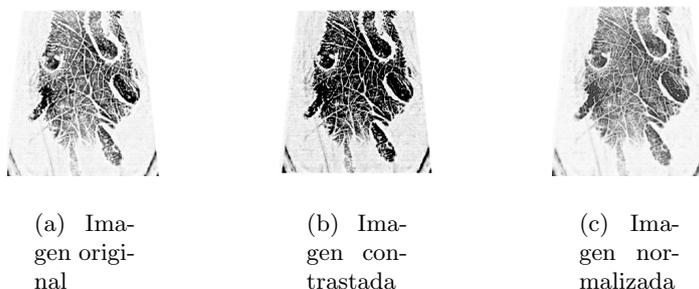


Fig. 2. Proceso del resultado del filtro de mejoramiento de contraste.

3.2. Extracción de la ROI

Para realizar la extracción de la región de interés de la imagen de la huella dactilar del ratón, figura 3(c), se procedió de la siguiente manera: se colocaron manualmente 5 puntos referencia (landmarks) A, B, C, D y E, sobre los cojinetes en 742 imágenes, figura 3(a), de tal forma que la ROI está limitada por estos 5 landmarks formando un polígono como se muestra en la figura 3(b).

La alineación de las imágenes se realiza mediante una superposición de Procrustes y Warping. Una superposición de Procrustes minimiza las diferencias entre las configuraciones de landmarks basado en mínimos cuadrados, por lo que también se le conoce como Generalized least square superimposition o GLS, lo que se traduce como superposición generalizada de mínimos cuadrados. Se basa en tres pasos para remover toda la información no relacionada a la forma. La variación en el tamaño se elimina al ajustar cada configuración de landmarks de modo que tenga un tamaño de centroide igual a 1 (El tamaño del centroide, es una medida de tamaño que cuantifica la extensión de los landmarks entorno a su centro de gravedad). La variación en la posición es removida mediante

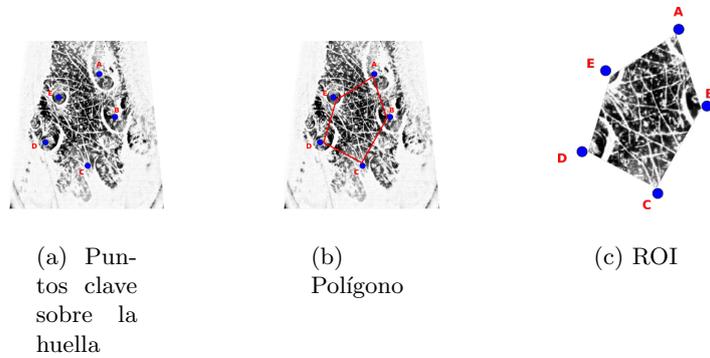


Fig. 3. Región de interés de la huella dactilar del ratón (ROI).

el desplazamiento de las configuraciones de manera que compartan la misma posición de su centro de gravedad. Por último las configuraciones se rotan hasta encontrar una orientación óptima para cada una de las configuraciones, figura 4,^{2, 4, 5}

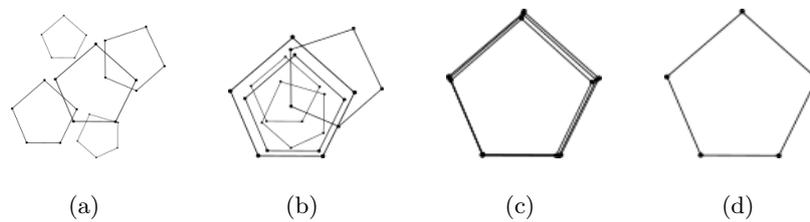


Fig. 4. Representación generalizada de la superposición de procrustes: en el inciso a) se muestran las figuras originales, en b) las diferencias por posición a la traslación, en c) la configuración de los landmarks escalados y finalmente la rotación de configuraciones en d).

Después de obtener la forma media (forma base) conformado por los 5 landmarks, se aplica un Warping, el algoritmo fue tomado y adaptado de.¹² Siguiendo el diagrama de la figura 5, se obtienen las imágenes alineadas en función de los 5 landmarks.



Fig. 5. Diagrama de flujo para la extracción de la ROI.

3.3. Características ordinales de líneas ortogonales (OLOF) y Matching

El trabajo propuesto por¹¹ para calcular el filtro ordinal de líneas ortogonales es diseñado como sigue:

$$F(x, y, \theta) = G(x, y, \theta) - G(x, y, \theta + \pi/2). \quad (8)$$

En el dominio espacial, un filtro Gabor 2d es el resultado de una función Gaussiana modulada por una onda sinusoidal. Estas funciones operan en el conjunto de los números complejos, cuya parte real es la función de Gabor simétrica y la parte imaginaria es la función de Gabor asimétrica. En este trabajo se empleó la parte real que está dada por la expresión 9.

$$G(x_p, y_p) = g e^{-\left(\frac{(x_p+y_p)^2}{\sigma}\right)} \cos(wx_p), \quad (9)$$

$$x_p(x, y, \theta) = x \cos(\theta) + y \sin(\theta), \quad (10)$$

$$y_p(x, y, \theta) = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta), \quad (11)$$

donde σ es la varianza de la Gaussiana para este caso es de 32, $w = 2\pi/k$ es la frecuencia espacial, k es el período espacial cuyo valor es 25 ciclos/imagen, g es un factor de escala del filtro con valor de 0.8. El tamaño del conjunto de filtros gabor es de 33×33 pixeles, estos valores son tomados conforme a los artículos,¹³ y experimentales.

El OLOF describe la información de orientación de segmentos de línea negativa en las impresiones de palma de mano. El esquema que propone⁶ para codificación de características de la impresión de la palma, es rápido y utiliza el OLOF simplificado porque los coeficientes de la función gaussiana están en punto flotante y el resultado es el coste computacional. Así el filtro ordinal suma diferencia (SDOF), sólo contiene coeficientes enteros, el cual es definido como la siguiente ecuación 12:

$$SDOF(x, y, \theta) = \begin{cases} 1 & F(x, y, \theta) \geq k, \\ -1 & F(x, y, \theta) < -k, \\ 0 & \text{En otro caso,} \end{cases} \quad (12)$$

donde $k > 0$ y θ es la orientación del filtro, de acuerdo a nuestros experimentos elegimos k como:

$$k = 0,1 \times E, \quad (13)$$

donde E es la máxima intensidad de $G(x, y, \theta)$. Después se realiza un filtrado espacial para cada ROI y los tres SDFOs de acuerdo a la ecuación 14:

$$I_{SDOF}(i, j, \theta) = \sum_{x=1}^{33} \sum_{y=1}^{33} SDOF(x, y, \theta) ROI(i+x, j+y), \quad (14)$$

donde $\theta = 0, \pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3, 5\pi/6$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ y $j = 1, 2, 3, \dots, M$ son los índices de la ROI de tamaño $N \times M$.

La clasificación se realiza mediante la comparación del resultado de la ecuación 14 de la imagen de entrada y la base de datos mediante las fórmulas de distancia: Euclidiana y City Block.

$$Euclidean = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{SDOF_E}(i) - I_{SDOF_i}(i)|^2}, \quad (15)$$

$$CityBlock = \sqrt{\sum_{i=1}^k |I_{SDOF_E}(i) - I_{SDOF_i}(i)|}. \quad (16)$$

En la figura 6, se muestra la gráfica en 2D del filtro Gabor par y el conjunto de 6 filtros empleados para la codificación en las orientaciones $\theta = 0, \pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3, 5\pi/6$.

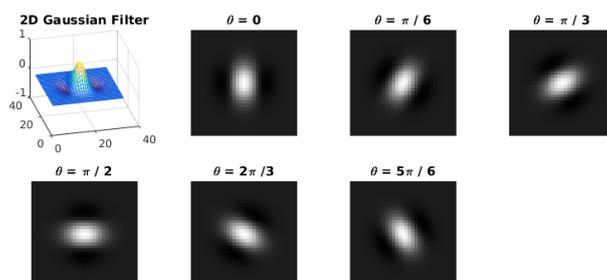


Fig. 6. Gráfica en 2D del Filtro Gabor y el conjunto de 6 filtros.

4. Resultados

Se obtuvieron 742 imágenes de huellas planares de la extremidad posterior izquierda de 14 ratas de las cepas: Long evans, SD, Wistar y Zucker, donde

4 ratas fueron etiquetadas como: Long_ evans0, Long_ evans1, Long_ evans2 y Long_ evans3; 7 como: Sd1, Sd6, Sdsin_ num, Sd_ taiep0, Sd_ taiep1, Sd_ taiep2 y Sd_ ataiep3; 2 como: Wistar_ sinnum y Wistar_ sinnum; finalmente uno como: Zucker80, usando un lector biométrico modelo U.ARE.U 4500 de la marca digitalPersona. En la figura 7(a), muestra la ROI y sus imágenes codificadas figuras 7(b), 7(c), 7(d), de acuerdo a la ecuación 14.

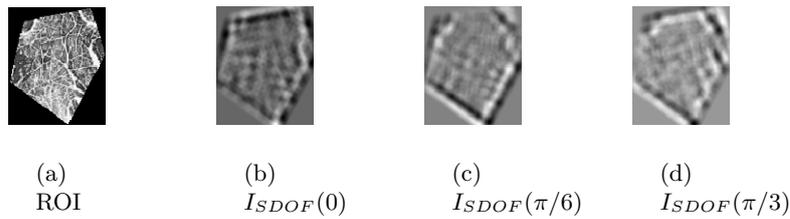


Fig. 7. ROI y sus correspondientes imágenes codificadas.

Se emplearon 280 imágenes de entrenamiento de las 14 clases (ratas) y 462 imágenes para examinación, utilizando la metodología planteada se obtuvo una efectividad con Euclidean de 89.18% y con CityBlock de 92.86%, estos datos fueron determinados mediante una matriz de confusión. Las figuras 8 y 9 muestran los porcentajes de las huellas dactilares correctamente reconocidas.

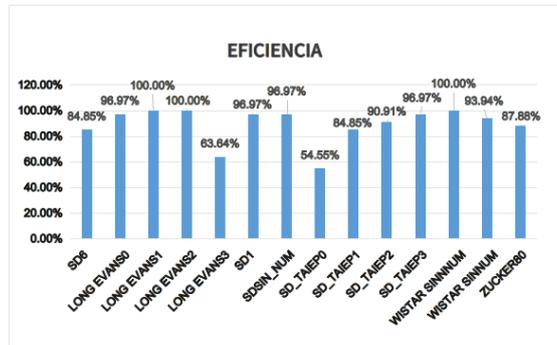


Fig. 8. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando Euclidean.

5. Conclusiones

Los resultados obtenidos son buenos ya que se obtuvo un porcentaje de 92.86% de imágenes correctamente reconocidas de las huellas dactilares de ratón

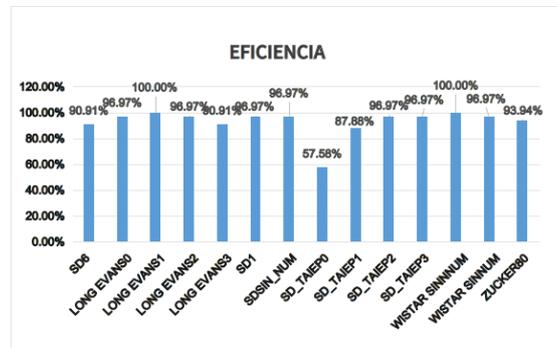


Fig. 9. Gráfica del resultado de la efectividad utilizando CityBlock.

de acuerdo a la metodología planteada, aunque para la clase Sd_taiep0 solo se reconoce un 57.58 % de las huellas puede ser debido a la adquisición de la huella dactilar e incluso del sensor debido a que se empleó uno para el humano entonces podría utilizarse algún otro con mejores características.

El mejoramiento de contraste planteado es importante en este trabajo debido a que realza la región de interés y consecuentemente normaliza todas las imágenes en escala de grises en función de la media y varianza deseada aun así es necesario mejorar esta etapa ya que en algunos casos el reconocimiento es del 57%. Cabe destacar que el conjunto de filtros Gabor seleccionado al periodo de 25 ciclos/imagen es obtenido de manera experimental y se encontró este valor ya que da mejores resultados al momento de realizar el reconocimiento de la huella dactilar del ratón consecuentemente hay una relación entre las distancias de las grietas de la huella como es el caso de las huellas dactilares del humano, este es un nuevo campo de estudio que no se ha trabajado directamente pero existen investigaciones que se relacionan de manera indirecta como se ha presentado en este trabajo.

El OLOF empleado para las huellas dactilares del ratón es funcional por los resultados obtenidos y es también rápido debido a que se reduce el número de operaciones en punto flotante, ligeramente fue modificado el factor de k , se llegó a este valor de manera experimental y observando el resultado dado por la ecuación 14. Los parámetros mencionados fueron encontrados de manera experimental para este tipo de huellas, donde se adecuaron a las normalizaciones que se plantean desde la escala de grises y la alineación de las imágenes.

Otro aspecto importante es que se consideraron huellas dactilares de ratones de diferentes tamaños y edades, desde los 100 gramos hasta los 600 gramos con edades que van desde los 3 meses a los 9 meses de edad, estos parámetros no afectan drásticamente, pero son factores que se tienen que considerar. Un factor que afectaría más la metodología planteada es si se añade una clase más, ya que los rasgos procesados por el filtrado espacial son afectados, entonces la compensación para esto es incrementar la base de datos de las huellas dactilares y un incremento en el tamaño de la matriz del filtro Gabor, mientras sea más

grande el tamaño de esta máscara se resaltan más los detalles en las imágenes permitiendo diferenciar entre los ratones, en este caso se lograron buenos resultados con matrices de 33×33 píxeles y considerando el coste computacional. El trabajo a futuro es emplear algoritmos basados en el análisis de minucias y otros algoritmos para el mejoramiento de la imagen, además del empleo de redes neuronales para su clasificación.

Agradecimiento. Agradecimiento al Bioterio “Claude Bernard” de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla por utilizar sus instalaciones y la colaboración de M.V.Z. César Olvera Pérez para la adquisición de las huellas dactilares de los ratones.

Referencias

1. Alli, M.N., Viriri, S.: Animal identification based on footprint recognition. In: Adaptive Science and Technology (ICAST), 2013 International Conference on. pp. 1–4. IEEE (2013)
2. Bookstein, F.L.: Biometrics, biomathematics and the morphometric synthesis. *Bulletin of mathematical biology* 58(2), 313–365 (1996)
3. Chen, L., Lu, G., Zhang, D.: Effects of different gabor filters parameters on image retrieval by texture. In: Multimedia Modelling Conference, 2004. Proceedings. 10th International. pp. 273–278. IEEE (2004)
4. Cintas, C., Delrieux, C., Bianchi, G.S., Defossé, N.: Procesamiento inteligente de imágenes: Posicionamiento de vértebras mediante landmarks y redes neuronales. In: XIV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (2012)
5. Gower, J.C., Dijksterhuis, G.B.: Procrustes problems, vol. 30. Oxford University Press on Demand (2004)
6. Han, Y., Tan, T., Sun, Z., Hao, Y.: Embedded palmprint recognition system on mobile devices. *Advances in Biometrics* pp. 1184–1193 (2007)
7. Hasler, N., Klette, R., Agnew, W.: Footprint recognition of rodents and insects. Tech. rep., CITR, The University of Auckland, New Zealand (2004)
8. Labati, R.D., Piuri, V., Scotti, F.: Touchless Fingerprint Biometrics. CRC Press (2015)
9. Nilsson, K., Rognvaldsson, T., Cameron, J., Jacobson, C.: Biometric identification of mice. In: Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on. vol. 4, pp. 465–468. IEEE (2006)
10. Shin, B.S., Cha, E.Y., Kim, K.B., Cho, K.W., Klette, R., Woo, Y.W.: Effective feature extraction by trace transform for insect footprint recognition. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience* 7(5), 868–875 (2010)
11. Sun, Z., Tan, T., Wang, Y., Li, S.Z.: Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation]. In: Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. vol. 1, pp. 279–284. IEEE (2005)
12. Tzimiropoulos, G., Pantic, M.: Optimization problems for fast aam fitting in-the-wild. In: Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. pp. 593–600 (2013)